

# ANFIS 在供热管网泄漏故障诊断中的应用

段鹏飞, 段兰兰, 田琦

(太原理工大学 环境科学与工程学院, 山西 太原 030024)

**摘要:** 针对供热管网发生泄漏故障的随机性、模糊性、可变性等不确定性特点, 传统故障诊断方法难以满足供热管网安全监控的要求. 自适应神经模糊推理系统 (ANFIS) 结合了神经网络的自适应自学习能力和模糊系统知识表达明确的优点, 建立一种基于 ANFIS 系统的供热管网二级泄漏故障诊断模型, 以管网节点压力变化为依据, 诊断泄漏管段和泄漏量, 并对泄漏点进行定位. 通过实例与 BP 网络进行了对比分析, 研究表明: ANFIS 模型诊断结果稳定、诊断精度高.

**关键词:** ANFIS; 供热管网; 故障诊断; 泄漏定位

**中图分类号:** TU995.3 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-6833.2014.04.014

## 0 引言

供热管网作为城市生命线的一部分, 是保证城市功能正常发挥的一个重要方面. 由于管道材质、环境、运行年代等众多因素的影响, 供热管网会不可避免地发生一些故障, 给城市居民生活和生产带来损失, 及时发现问题并锁定故障位置可以提高供热管网运行的经济性和安全性.

供热管网中最常见的是泄漏故障, 目前供热管网泄漏故障诊断的研究主要集中在基于数学模型、传感器检测和人工智能的故障诊断. 基于数学模型的泄漏故障诊断<sup>[1-2]</sup>需要建立管网的精确数学模型, 当受到外界因素的影响时, 故障诊断的准确性会有所下降; 基于传感器检测的诊断方法<sup>[3]</sup>, 直接对检测信号处理, 但是由于一般的城市供热管网供水温度都在 90℃ 以上, 所以普通的传感器很难满足要求; 随着人工智能的飞速发展, 自动化和智能化的泄漏故障诊断研究也不断增多. 其中基于模糊理论和 BP 网络的供热管网泄漏故障诊断<sup>[4-6]</sup>已经实现, 但是基于模糊理论的泄漏故障诊断需要依靠专家或操作人员的经验和知识来获得模糊隶属度函数及模糊规则, 难度较大; 基于 BP 网络的泄漏故障诊断又存在收敛速度慢、易陷入局部极值等缺陷. 为了解决这一难题, 结合具有自学习功能的神经网络和可以表达

模糊语言的模糊推理, 笔者利用了一种自适应神经模糊推理系统 (ANFIS)<sup>[7-8]</sup> 对供热管网进行泄漏故障诊断.

## 1 供热管网 ANFIS 泄漏故障诊断系统的提出

模糊理论是用数学方法处理复杂不确定问题的一门学科. 若对论域  $U$  中的任一元素  $x$ , 都有一个数  $A(x) \in [0, 1]$  与之对应, 则称  $A$  为  $U$  上的模糊集,  $A(x)$  称为  $x$  对  $A$  的隶属度. 当  $x$  在  $U$  中变动时,  $A(x)$  就是一个函数, 称为  $A$  的隶属函数. 隶属度  $A(x)$  越接近于 1, 表示  $x$  属于  $A$  的程度越高,  $A(x)$  越接近于 0, 表示  $x$  属于  $A$  的程度越低. 用取值于区间  $[0, 1]$  的隶属函数  $A(x)$  表征  $x$  属于  $A$  的程度高低, 这样描述模糊性问题比起经典集合论更为合理.

供热管网中把节点的压力变化情况作为泄漏故障征兆, 但是没有精确的压力变化度量标准来衡量管网是否发生泄漏, 存在一定的模糊性. 根据模糊集合论中的隶属度函数和模糊关系矩阵来描述泄漏故障与征兆之间的关系, 用精确的数字来描述泄漏故障发生的中间过渡阶段的不分明性, 通过建立相应的隶属度函数即可将这种模糊性转化为精确的数值描述.

传统的模糊推理系统只能依靠专家的知识经

收稿日期: 2014-03-01; 修订日期: 2014-05-09

基金项目: 国家“十二五”科技支撑计划资助项目 (2012BAJ04B02)

作者简介: 段鹏飞 (1973-), 男, 山西霍州人, 太原理工大学讲师, 研究方向为智能控制理论与应用, E-mail: dpf929@sina.com.

验选定模糊隶属度函数和模糊规则,而且供热管网系统一般都比较复杂,环境影响因素多<sup>[9]</sup>,仅依靠专家经验建立的模糊推理系统很难得到满意的诊断结果.因此我们把神经网络应用到模糊推理系统中,构成了自适应神经模糊推理系统(ANFIS),发挥神经网络的自适应自学习能力,能够进行复杂的逻辑操作和非线性映射.通过对供热管网泄漏样本数据的训练学习,自动产生并不断地修正得到最佳的模糊隶属度函数及模糊规则,避免了传统模糊推理系统易受到人的主观意识影响的缺陷,从而提高供热管网泄漏诊断系统的准确性.

## 2 ANFIS 简介

### 2.1 ANFIS 系统的结构

ANFIS 是基于 Takagi-Sugeno 模型而建立的自适应神经模糊推理系统,下面用一个简单的 ANFIS 系统来解释自适应神经模糊推理系统的原理.假设该系统有两个输入量  $x, y$  和一个输出量  $f$ ,且采用下列两条规则:

if  $x$  is  $A_1$  and  $y$  is  $B_1$  then  $f_1 = a_1x + b_1y + z_1$ ;

if  $x$  is  $A_2$  and  $y$  is  $B_2$  then  $f_2 = a_2x + b_2y + z_2$ .

则对应的 ANFIS 结构如图 1 所示<sup>[10]</sup>.

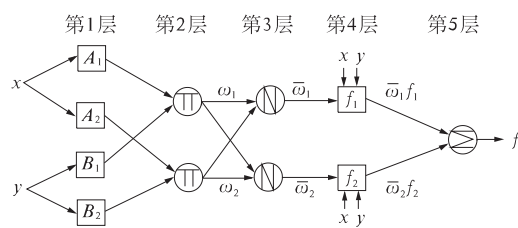


图 1 ANFIS 结构图

Fig. 1 Architecture of ANFIS

第 1 层用隶属函数将输入变量模糊化,  $A_i, B_i$  为模糊语言(如:“大”、“小”),输出对应模糊集的隶属度  $O_{1i}^1, O_{2i}^1$ , 其值取决于所选择的隶属度函数  $\mu$  的类型和参数.

$$O_{1i}^1 = \mu_{A_i}(x), O_{2i}^1 = \mu_{B_i}(y), i = 1, 2. \quad (1)$$

第 2 层进行模糊推理,每个节点代表一个规则,将各输入变量的隶属度相乘即可得到各规则的适应度  $O_i^2$ :

$$O_i^2 = \omega_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y), i = 1, 2. \quad (2)$$

第 3 层对各规则的适应度进行归一化处理,将各规则的  $\omega_i$  除以全部规则  $\omega$  总和即可得到各规则适应度的归一化值  $O_i^3$ :

$$O_i^3 = \bar{\omega}_i = \frac{\omega_i}{\omega_1 + \omega_2}, i = 1, 2. \quad (3)$$

第 4 层根据模糊规则计算各规则的输出  $O_i^4$ , 每条规则的输出取决于其对应的线性函数的系数  $a_i, b_i, z_i$ :

$$O_i^4 = \bar{\omega}_i f_i = \frac{\omega_i}{\omega_1 + \omega_2} (a_i x + b_i y + z_i), i = 1, 2. \quad (4)$$

第 5 层得出 ANFIS 系统最后的输出值

$$O^5 = f = \sum \bar{\omega}_i f_i, i = 1, 2. \quad (5)$$

### 2.2 ANFIS 系统的学习算法

一般采用 Jang 提出的混合算法<sup>[11-12]</sup>来对第 1 层隶属函数的参数(条件参数)和第 4 层线性函数的系数(结论参数)进行训练和调节,条件参数采用反向传播算法,结论参数采用线性最小二乘估计算法,这就是 ANFIS 的训练学习过程.混合算法的步骤:固定条件参数,将输入值沿图 1 的网络顺序从第 1 层传递到第 4 层,用线性最小二乘估计算法调节结论参数,然后传递到第 5 层获得输出值,与期望输出值进行比较,得到误差值后沿反向传播,调节条件参数,如此循环下去,直到误差精度达到要求得出最优的条件参数和结论参数.

## 3 供热管网 ANFIS 泄漏故障诊断模型设计

城市供热管网的管段一般都很长,仅仅诊断出发生泄漏的管段不能满足实际要求,还需要定位具体的泄漏位置和预测泄漏量,因此供热管网 ANFIS 故障模型分为两级,一级模型诊断发生泄漏的管段,二级模型进行具体的泄漏位置定位和预测泄漏量.

### 3.1 ANFIS 样本数据的采集

供热管网 ANFIS 泄漏故障诊断的样本数据可以通过实测或者水力工况模拟来获取,但是因为实际情况的限制,通过实测采集到分布好、范围大的样本数据不太现实,一般通过水力计算数学模型模拟供热管网泄漏工况来获取样本数据.

根据基尔霍夫流量定律、基尔霍夫压降定律以及管段压力损失计算公式<sup>[13]</sup>得到供热管网水力计算模型方程组如下<sup>[14-15]</sup>.

$$\begin{cases} \mathbf{A}\mathbf{G} = \mathbf{Q}; \\ \mathbf{B}_f \Delta \mathbf{H} = \mathbf{0}; \\ \Delta \mathbf{H} = \mathbf{S} |\mathbf{G}| \mathbf{G} + \mathbf{Z} - \mathbf{D}\mathbf{H}. \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $\mathbf{A}$  为代表管网拓扑结构的关联矩阵;  $\mathbf{B}_f$  为管网的基本回路矩阵;  $\mathbf{G}$  为管段流量列向量;  $\mathbf{Q}$  为各节点(参考点除外)的净流出流量的列向量;  $\Delta \mathbf{H}$  为各条管段压降的列向量;  $\mathbf{S}$  为对角矩阵,其对角

元素为各管段的阻力特性系数  $S_i$ ;  $|G|$  为管段绝对流量矩阵, 其对角元素是向量  $G$  中各元素的绝对值;  $Z$  为各管段中两节点的位能差列向量;  $DH$  为管段水泵扬程列向量, 当管段不含水泵时, 该管段  $DH = 0$ . 通常采用基本回路分析法 (MPK 法) 来求解上述方程组<sup>[15]</sup>, 就可得出供热管网正常工况下管段流量和节点压力.

模拟供热管网各种泄漏工况, 根据相关定义改变管网<sup>[16]</sup>的关联矩阵  $A$ 、基本回路矩阵  $B_i$  和节点流量列向量  $Q$  构成新的水力计算模型, 从而求解出各种泄漏工况下管段流量和节点压力. 把各种泄漏工况的节点压力值与正常工况的节点压力值进行对比就可得到各种泄漏工况的节点压力变化值, 得到 ANFIS 系统的学习样本数据.

3.2 一级供热管网 ANFIS 泄漏故障诊断模型

假设供热管网有  $N$  个节点 (供热管网节点较多时可选取部分节点作为压力监测节点) 和  $B$  条管段. 一级泄漏诊断系统针对每条管段都分别建立一个 ANFIS 模型,  $B$  个一级 ANFIS 模型的结构相同: 取全部节点的压力变化值作为系统输入, 共  $N$  个输入节点; 取对应管段发生泄漏的概率为系统输出, 共一个输出节点; 将各节点的压力变化值在其取值范围内模糊分割为 2 个区域, 分别对应模糊语言“变化大”、“变化小”的 2 个隶属度函数, 一般选择高斯函数作为隶属度函数.

3.3 二级供热管网 ANFIS 泄漏预测模型

针对每条管段分别建立一个二级供热管网 ANFIS 泄漏预测模型.  $B$  个二级 ANFIS 模型结构相同: 取对应管段 2 个节点的压力变化值作为系统输入, 共 2 个输入节点; 取对应管段发生泄漏的具体位置 (泄漏点距起点的距离与此管段总长度的比值) 和泄漏量作为系统输出, 共 2 个输出节点; 将节点的压力变化值在其取值范围内模糊分割为 5 个区域, 分别对应模糊语言“很大”、“大”、“中”、“小”、“很小”的 5 个隶属度函数, 一般选择高斯函数作为隶属度函数.

4 供热管网泄漏故障诊断实例

供热管网的示意图如图 2 所示, 管网有 10 个节点, 13 条管段分别长 150 m, 4 个用户的设计流量均为  $15\text{ m}^3/\text{h}$ , 假设热源和各用户的设计阻力损失均为  $10^5\text{ Pa}$ , 正常工况下, 热网循环水量为  $60\text{ m}^3/\text{h}$ , 水泵扬程为  $3 \times 10^5\text{ Pa}$ .

首先模拟供热管网正常工况, 进行水力计算得到正常工况下各节点的压力值. 然后模拟泄漏工况, 分别假定每条管段发生泄漏位置为 0, 0.1,

0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 泄漏量分别为总循环水量的 1%, 2%, 3%, 4% (事故补水泵一般取总循环水量的 4%). 可以求得每条管段 40 个泄漏工况, 13 条管段共 520 组泄漏工况样本数据, 由于篇幅限制这里不列出具体的数据.

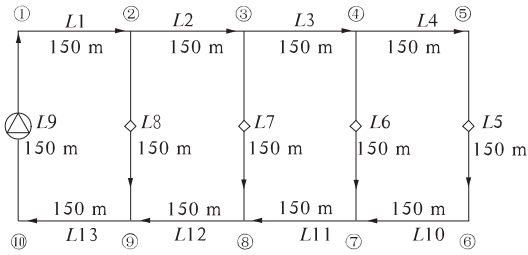


图 2 供热管网系统图

Fig. 2 Heating network system diagram

4.1 一级 ANFIS 系统泄漏故障诊断结果

以  $L1$  管段为例, 建立一级 ANFIS 诊断系统, 结构如图 2 所示. 9 个节点 (节点 10 为参考节点, 压力不变) 压力变化值作为输入节点,  $L1$  管段发生泄漏的概率作为输出节点, 每个输入变量取 2 个隶属度函数, 选择高斯函数作为隶属度函数, 共产生 521 条模糊规则. 针对供热管网的特点, 可以设定输出值大于等于 0.5 时认为此管段发生泄漏, 输出值小于 0.5 时认为此管段正常.

随机选取上述 520 组样本中的 500 组作为训练样本, 另 20 组作为测试样本. 采用混合算法<sup>[11-12]</sup>对训练样本进行学习, 经多次训练后得到条件参数和结论参数的全局最优解, 然后将测试样本分别代入训练好的 ANFIS 模型, 得到测试样本的输出值见表 1 的第一列. 重复上述过程, 得到  $L2 \sim L13$  管段一级 ANFIS 模型的测试样本输出值. 由表中的数据可以看出一级 ANFIS 模型得到的泄漏管段发生泄漏的概率均大于 0.5, 因此可以准确地诊断出发生泄漏的管段.

4.2 二级 ANFIS 系统泄漏故障诊断结果

以  $L1$  管段为例, 建立二级 ANFIS 诊断系统.  $L1$  管段端点节点 1、2 压力变化值为 2 个输入节点, 管段泄漏位置和泄漏量为 2 个输出节点, 每个输入变量取 5 个隶属度函数, 选择高斯函数作为隶属度函数, 共产生 25 条模糊规则. 随机选取  $L1$  管段的 40 组泄漏工况样本中的 36 组作为训练样本, 另 4 组作为测试样本. 采用混合算法对训练样本进行学习, 经多次训练后得到条件参数和结论参数的全局最优解, 然后将测试样本分别代入训练好的 ANFIS 模型, 得到测试样本的输出值. 重复上述过程, 得到  $L2 \sim L13$  管段二级诊断模型的测试样本输出值.

表 1 一级 ANFIS 模型测试样本诊断结果

Tab.1 Diagnosis results of testing sample of one – stage ANFIS model

测试样本	L1	L2	L3	L4	L5	L6	L7	L8	L9	L10	L11	L12	L13	诊断结果	实际结果
1	0.01	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	L5 泄漏	L5 泄漏
2	0.69	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.31	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	L1 泄漏	L1 泄漏
3	0.00	0.01	0.03	0.02	0.01	0.97	0.00	0.02	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	L6 泄漏	L6 泄漏
4	0.00	0.96	0.05	0.02	0.02	0.02	0.10	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	L2 泄漏	L2 泄漏
5	0.01	0.00	0.93	0.00	0.00	0.08	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	L3 泄漏	L3 泄漏
6	0.01	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.96	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	L7 泄漏	L7 泄漏
7	0.01	0.01	0.00	0.01	0.01	0.00	0.02	0.02	0.01	1.00	0.00	0.00	0.00	L10 泄漏	L10 泄漏
8	0.00	0.77	0.26	0.00	0.00	0.03	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	L2 泄漏	L2 泄漏
9	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	L12 泄漏	L12 泄漏
10	0.00	0.01	0.02	0.00	0.01	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	1.00	0.01	0.00	L11 泄漏	L11 泄漏
11	0.00	0.08	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	L9 泄漏	L9 泄漏
12	0.01	0.02	0.01	0.02	0.00	0.99	0.01	0.01	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00	L6 泄漏	L6 泄漏
13	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	L13 泄漏	L13 泄漏
14	0.00	0.00	0.02	0.89	0.12	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.02	0.00	0.00	L4 泄漏	L4 泄漏
15	0.05	0.03	0.05	0.92	0.01	0.14	0.13	0.02	0.00	0.70	0.12	0.36	0.00	L4 泄漏	L4 泄漏
16	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	L13 泄漏	L13 泄漏
17	0.05	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.00	0.80	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	L8 泄漏	L8 泄漏
18	0.02	0.01	0.01	0.00	0.00	0.01	0.02	0.75	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	L8 泄漏	L8 泄漏
19	0.01	0.03	0.03	0.00	0.01	0.00	0.41	0.01	0.02	0.00	0.34	0.66	0.00	L12 泄漏	L12 泄漏
20	0.00	0.00	0.00	0.73	0.27	0.00	0.00	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	L4 泄漏	L4 泄漏

对于同样的训练样本和测试样本,针对每条管段建立一个结构为 2-8-1 的 3 层 BP 神经网络二级泄漏诊断模型. ANFIS 模型和 BP 网络模型的诊断能力和精度均采用测试样本的均方根误差  $S$  来进行评价.

$$S = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i^2 - \hat{y}_i^2)}.$$

(7)

式中: $n$ (样本数)为 4; $y_i$ (诊断输出值)为 ANFIS 和 BP 网络的测试样本输出值; $\hat{y}_i$ (实际值)为测

试样本的实际输出值. 根据上式计算出 13 个 ANFIS 模型和 13 个 BP 网络模型测试样本的均方根误差  $S$  见表 2. ANFIS 模型泄漏位置诊断结果的平均  $S$  值为 0.002 3,泄漏量诊断结果的平均  $S$  值为 0.000 2. BP 神经网络模型泄漏位置诊断结果的平均  $S$  值为 0.012 9,泄漏量诊断结果的平均  $S$  值为 0.003 4,由表 2 中的误差数据可以得出:传统 BP 网络对于供热管网泄漏位置和泄漏量的诊断精度远低于 ANFIS 系统.

表 2 ANFIS 和 BP 诊断模型泄漏位置和泄漏量的均方根误差  $S$

Tab.2 RMSE of the leakage point and rate in the diagnosis model of ANFIS and BP

模型	L1	L2	L3	L4	L5	L6	L7	L8	L9	L10	L11	L12	L13	平均 S 值
ANFIS														
泄漏	0.005 4	0.000 3	0.000 3	0.000 3	0.000 8	0.000 3	0.007 2	0.002 6	0.003 5	0.000 5	0.005 1	0.001 6	0.002 5	0.002 3
位置														
BP 泄														
漏位	0.009 7	0.025 4	0.005 9	0.001 8	0.007 1	0.006 4	0.038 3	0.004 4	0.002 7	0.004 8	0.025 0	0.004 3	0.031 3	0.012 9
ANFIS														
泄漏量	0.000 3	0.000 1	0.000 1	0.000 1	0.000 1	0.000 1	0.000 5	0.001 1	0.000 2	0.000 1	0.000 2	0.000 1	0.000 3	0.000 2
BP														
泄漏量	0.001 9	0.001 9	0.005 3	0.001 9	0.000 9	0.005 4	0.005 8	0.004 8	0.000 8	0.010 0	0.001 5	0.001 9	0.001 8	0.003 4

5 结论

ANFIS 集成了模糊理论和神经网络算法两者

的优点,又弥补了两者应用中的不足. 本研究把 ANFIS 模型应用到供热管网的泄漏故障诊断中,得到以下结论.

一级 ANFIS 泄漏故障诊断模型的准确率达到了 100%, 预测效果良好。

在二级 ANFIS 诊断模型中大部分泄漏位置和泄漏量的均方根误差  $S$  数量级为  $10^{-4}$ , 平均均方根误差分别为 0.002 3, 0.000 2, 而大部分 BP 神经网络模型中泄漏位置和泄漏量的均方根误差数量级为  $10^{-3}$ , 平均均方根误差分别为 0.012 9, 0.003 4, 说明 ANFIS 模型诊断精度要高于传统 BP 网络模型。

BP 网络泄漏位置和泄漏量诊断模型的误差起伏较大, 诊断结果不稳定, 可靠性差; ANFIS 诊断模型改变训练次数, 多次试验发现, 尽管训练次数变化, 模型输出数据几乎不变, 诊断结果稳定。

综上所述, ANFIS 供热管网二级泄漏故障诊断模型可以有效应用到供热管网故障智能诊断系统中。

### 参考文献:

- [1] 石兆玉, 陈弘. 故障空间(FDS)法在供热管网故障诊断中的应用[J]. 区域供热, 1994(3): 17-19.
- [2] 杨开林, 郭宗周. 热力管网泄漏检测数学模型[J]. 水利学报, 1996, 5(5): 50-56.
- [3] 姜春雷, 郭远博, 付兴涛, 等. 基于多传感器数据融合的供热管网泄漏检测技术[J]. 大庆石油学院学报, 2011, 35(3): 91-95.
- [4] 郑德忠, 何乐, 周浔, 等. 基于 Fuzzy 理论的供热管网故障诊断系统的研究[J]. 传感技术学报, 2003, 12(3): 367-373.
- [5] LEI Cui-hong, ZOU Ping-hua. Application of neural network in heating network leakage fault diagnosis[J]. Journal of Southeast University (English Edition), 2010, 26(2): 173-176.
- [6] 雷翠红. 供热管网泄漏故障诊断的研究[D]. 黑龙江: 哈尔滨工业大学市政环境工程学院, 2010.
- [7] TSAI M F, PENG Y Y, TSENG C S, et al. Modeling and estimation of state of charge for lithium-Ion batteries using ANFIS architecture[C] // Proc. of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics. IEEE, 2012: 863-868.
- [8] YU Zhi, LIU Jian, LIU Dan, et al. Adaptive ANFIS-based filter for active control of sinusoidal primary noise in nonlinear path[J]. Journal of Harbin Institute of Technology (New Series), 2011, 18(5): 137-142.
- [9] 江亿. 我国供热节能中的问题和解决途径[J]. 暖通空调, 2006, 36(3): 37-41.
- [10] 权太范. 信息融合神经网络-模糊推理理论与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2002: 211-217.
- [11] 周守军, 赵有恩, 陈明九, 等. 集中供热系统水力调方法[J]. 山东大学学报: 工学版, 2009, 39(3): 151-153.
- [12] LIU Min, DONG Ming-yu, WU Cheng. A new ANFIS for parameter prediction with numeric and categorical inputs[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2010, 7(3): 645-653.
- [13] 孙巍. 供热管网的建模分析以及水力平衡调节[D]. 北京: 北京化工大学系统工程学院, 2008.
- [14] 蒋静芝. 减法聚类-ANFIS 在网络故障诊断的应用研究[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(8): 76-78.
- [15] 王思莹, 邹平华, 周志刚, 等. 基于图论的直接连接热水供热系统热力工况计算模型[J]. 暖通空调, 2011, 41(8): 106-109.
- [16] 周游, 李嘉. 多热源环状热网水力计算研究[J]. 煤气与热力, 2011, 31(7): A19-A22.

## ANFIS in Leakage Fault Diagnosis of Heating Networks

DUAN Peng-fei, DUAN Lan-lan, TIAN Qi

(College of Environmental Science and Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

**Abstract:** In view of the uncertainty characteristics of heating networks leakage fault, such as randomness, fuzziness and variability, traditional fault-diagnosis method can not adapt well to the demands of heating networks security monitoring. Adaptive neural-fuzzy inference system (ANFIS) combines the adaptive and learning capabilities of neural network and the transparent knowledge representation of fuzzy system. This paper presents a two stage leakage fault diagnosis model of heating networks based on adaptive neural-fuzzy inference system, which can diagnose the leakage pipe and rate and locate the leakage point, according to the changes in the pressure of all nodes of the heating network. A comparative example has been given with the BP neural network. It is shown that the ANFIS model provides high diagnosis accuracy and stability results.

**Key words:** ANFIS; heating network; fault diagnosis; leakage detection